Journal of Agricultural Machinery
Vol. 9, No. 2, Fall - Winter 2019, p. 295-307

نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۹، شماره ۲، نیمسال دوم ۱۳۹۸، ص ۳۰۷-۲۹۵

طبقه‌بندی هویج بر اساس شکل با استفاده از پردازش تصویر، شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان

احمد جهان‌بخشی[1]- کامران خیرعلی‌پور[2]*

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۱۱/۰۹
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۵/۱۵

چکیده

ارزیابی کیفی محصولات کشاورزی از عوامل بسیار مهم در ارتقای بازارپسندی آن‌ها است. عملیات درجه‌بندی و بسته‌بندی محصولات کشاورزی توسط کارگران با مشکلات فراوانی مثل افزایش هزینه، زمان، نیروی کارگری، تلف شدن محصول و غیره روبه‌رو است. سامانه‌های پردازش تصویر روش‌های نوینی هستند که در بخش کشاورزی کاربردهای مختلفی از جمله درجه‌بندی محصولات دارد. هدف از این پژوهش پیاده‌سازی یک سامانه ماشین بینایی برای طبقه‌بندی هویج بر اساس شکل با استفاده از روش پردازش تصویر می‌باشد. برای این منظور تصویر ۱۳۵ نمونه هویج در شکل‌های مختلف (معمول و غیرمعمول) تهیه گردید. پس از پیش‌پردازش تصاویر، ویژگی‌های مختلف شکل از تصاویر استخراج شد. در فرآیند انتخاب ویژگی، طول، وسعت، محیط، گردی، ناهمگنی مرکز سطح، ناهمگنی عرضی و تعداد ریشه به عنوان ویژگی‌های کارا انتخاب گردید. از روش‌های هوش مصنوعی و ماشین‌بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی نمونه‌ها استفاده شد. نتایج نشان داد که دقت درجه‌بندی روش شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه از ماشین بردار پشتیبان بیشتر و برابر با ۹۸/۵۰ درصد می‌باشد. می‌توان گفت که روش پردازش تصویر و ماشین بینایی جهت ارتقا روش سنتی درجه‌بندی هویج کارآمد می‌باشند.

واژه‌های کلیدی: درجه‌بندی، شکل، ماشین بینایی، هوش مصنوعی، هویج

مقدمه

در گذشته و تا چند دهه قبل در صنایع غذایی ارزیابی کیفی به‌صورت سنتی توسط افراد خبره انجام می‌گرفت. بدیهی است که در این روش عملکرد، بسیار پایین بوده که به علت افزایش تقاضا از طرف مصرف‌کنندگان و در نتیجه نیاز به افزایش کیفیت و سرعت جداسازی روش سنتی پاسخگوی نیاز نبوده و هزینه‌های زیادی در بر خواهد داشت. یکی از ابتدایی‌ترین و مهمترین عملیات پس از برداشت، درجه‌بندی کیفی محصولات کشاورزی است که این امر سبب تشخیص آسان‌تر کیفیت محصول توسط مشتری شده و توزیع و عرضه منظم‌تری را به دنبال خواهد داشت (Izadi *et al*., 2016; Abdollahnejad Barough *et al*., 2016).

پردازش تصویر، دانش جدیدی است که در چند دهه اخیر از هر دو جنبه نظری و عملی پیشرفت‌های چشمگیری داشته است. علاوه بر سرعت بالا، دقت بالا و هزینه پایین، مزیت عمده استفاده از سامانه ماشین بینایی برای کنترل کیفیت محصولات غذایی، یکنواخت بودن کنترل فرآیند است. اخیراً صنعت مواد غذایی از روش‌های پردازش تصویر سود برده و استفاده از این روش‌ها در آن برای ارزیابی عینی و غیرتخریبی محصولات غذایی موفقیت‌آمیز بوده است (Kheiralipour and Pormah, 2017; Wang *et al*., 2016; Park and Lu, 2015; Dubey and Jalal, 2015; Khalifa and Komarizadeh, 2012; Du and Sun, 2004).

درجه‌بندی به معنی یک دست و یکنواخت نمودن است. این یکی از کاربردهای مهم ماشین بینایی می‌باشد که در آن اشیا یا محصولات یک خط بر حسب ویژگی‌های ظاهری و فیزیکی آن‌ها طبقه‌بندی و سپس از یکدیگر جدا می‌شوند (Javadikia *et al*., 2017; Momin *et al*., 2017; Qiaohua *et al*., 2017; Mollazade *et al*., 2012; McRae, 1985). شکل میوه یکی از مهمترین پارامترهای کیفیت برای ارزیابی توسط مشتری است (Kheiralipour and Pormah, 2017; Fu *et al*., 2016; Narendra and Hareesha, 2010; Omid *et al*., 2010; Khojastehnazh *et al*., 2010).

Izadi و همکاران (۲۰۱۶) تشخیص عیوب ظاهری گوجه‌فرنگی را با استفاده از فناوری ماشین بینایی و شبکه‌های عصبی- فازی را مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها گزارش نمودند که میزان دقت در هر سطح برای قبل و بعد از آموزش، نشان از ارتقا ۱۰ درصدی کیفیت تشخیص و درجه‌بندی در شرایط پس از آموزش دارد که این میزان

۱- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران
۲- استادیار، گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ایلام، ایلام، ایران
(*- نویسنده مسئول: Email: k.kheiralipour@ilam.ac.ir)
DOI: 10.22067/jam.v9i2.70579

برای درجه‌بندی‌های رنگ، اندازه، بافت و نهایی به‌ترتیب برابر ۸۹، ۸۱، ۹۵ و ۸۱٪ بود. Golzarian و همکاران (۲۰۱۷) در مطالعه‌ای به تشخیص آسیب‌های سطحی ناشی از صدمات مکانیکی میوه انبه رقم کلک سرخ با استفاده از روش پردازش تصاویر رنگی پرداختند. آن‌ها با استخراج ویژگی‌های رنگی در سه مدل رنگی RGB، SHI و L*a*b و مقایسه آماری داده‌ها مشخص نمودند که ویژگی‌های رنگی G و 0.16G/0.5R در محیط رنگی RGB به‌ترتیب با دقت ۹۰ و ۹۱/۶ درصد و ویژگی‌های رنگی *a و *0.16L*-a از فضای رنگی L*a*b به‌ترتیب با دقت ۹۳/۳۳ و ۱۰۰ درصد قادر به تشخیص بافت آسیب دیده می‌باشند. Qiaohua و همکاران (۲۰۱۷) در تحقیقی با استفاده از ماشین بینایی به درجه‌بندی آنلاین میوه انگور بر اساس اندازه پرداختند. آن‌ها گزارش نمودند از ۳۸ نمونه انگور قرمز جهت درجه‌بندی ۳۵ مورد به درستی و با دقت نرخ ۹۲/۱ درصد تشخیص داده شدند. Javadikia و همکاران (۲۰۱۷) در تحقیقی با استفاده از سامانه خبره مبتنی بر ماشین بینایی به برآورد جرم سه رقم پرتقال پرداختند. آن‌ها گزارش دادند که ضریب تعیین (R^2) بهترین مدل برای رقم بم، خونی و تامسون به‌ترتیب برابر ۰/۹۴، ۰/۹۹ و ۰/۹۸ می‌باشد. Kheiralipour and Pormah (۲۰۱۷) در تحقیقی به طبقه‌بندی خیار بر اساس روش پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداختند. آن‌ها گزارش نمودند که بهترین مدل طبقه‌بندی به روش شبکه عصبی دارای دقت ۹۷/۱ درصد با ساختار ۲-۲۰-۴ بود.

تحقیقات مختلفی جهت درجه‌بندی دیگر محصولات کشاورزی مانند: انگور (Qiaohua *et al.*, 2017)، کیوی (Fu *et al.*, 2016; Rashidi and Seyfi, 2007)، سیب (Blasco *et al.*, 2003; Vivek Venkatesh *et al.*, 2015)، گلابی (Zhang and Wu, 2012)، گوجه‌فرنگی (Arjenaki *et al.*, 2013; Clement *et al.*, 2012)، سیب‌زمینی (Elmasry *et al.*, 2012; Al-Mallahi *et al.*, 2010)، توت‌فرنگی (Liming and Yanchao, 2010) و خرمالو (Mohammadi *et al.*, 2015) با استفاده از پردازش تصویر صورت گرفته است.

هویج با نام علمی *Daucus carota* L. متعلق به خانواده Umbelliferae می‌باشد. هویج یکی از مهمترین محصولات زراعی است که توسط میلیون‌ها انسان در سرتاسر جهان استفاده می‌گردد. این محصول با داشتن مواد مقوی و ویتامین‌ها یکی از مهمترین و مفیدترین مواد برای بدن می‌باشد. همچنین هویج مقاومت بدن در مقابل بیماری‌های عفونی را افزایش می‌دهد (Jahanbakhshi *et al.*, 2018; Abbas, 2017; Ali *et al.*, 2016). یکی از مشکلات هویج تنوع شکل آن می‌باشد که به‌طور کلی می‌توان آن را از نظر شکل به دو گروه معمول و غیرمعمول طبقه‌بندی نمود.

بیشترین مصرف هویج به‌صورت تازه‌خوری است. از طرف دیگر در بازار مصرف نمونه‌هایی از هویج مشاهده می‌شود که از شکل ظاهری مناسبی برخوردار نمی‌باشند، در حالی که از نظر کیفیت غذایی این هویج‌ها هیچ‌گونه مشکلی نداشته و تنها مشکلی که در بازار مصرف دادند عدم بازارپسندی و رضایت مشتری در اثر شکل ظاهری نامناسب آن‌ها می‌باشد. این امر موجب ماندن هویج در فروشگاه‌ها شده و در طولانی مدت باعث فساد و خرابی محصول می‌شود. بنابراین اتخاذ روشی مناسب برای درجه‌بندی کیفی این محصول به‌طور غیرمستقیم می‌تواند باعث کاهش ضایعات آن شود.

در زمینه درجه‌بندی هویج به روش پردازش تصویر تحقیقاتی صورت گرفته است؛ از جمله آن‌ها می‌توان به تحقیق Batchelor and Searcy (1989) اشاره نمود که موقعیت مفاصل ساقه و ریشه هویج با استفاده از ماشین بینایی برآورد شده‌اند. محققین گزارش نمودند که الگوریتم پردازش تصویر توانست موقعیت ساقه و ریشه را با انحراف معیار خطا تقریباً ۵ میلی‌متر برآورد کند. Howarth *et al.* (1992) در تحقیقی با استفاده از روش حداقل مربعات غیرخطی مشخصات توصیفی انحنای هویج را به شش پارامتر کاهش دادند و گزارش نمودند که از ۲۵۰ هویج، ۱۴٪ به اشتباه طبقه‌بندی شدند. Deng *et al.* (2017) به درجه‌بندی هویج با استفاده از ماشین بینایی پرداختند. آن‌ها ابتدا هویج را با نقص‌های سطحی انتخاب و سپس هویج واجد شرایط را بر اساس طول درجه‌بندی نمودند. سپس سه نوع نقص سطحی شامل بد شکلی، ریشه فیبری و ترک سطحی را برای طبقه‌بندی هویج در نظر گرفتند و دقت تشخیص انحنا، ریشه فیبری و ترک سطحی را به‌ترتیب برابر ۹۵/۵، ۹۸ و ۸۸/۳ درصد گزارش نمودند.

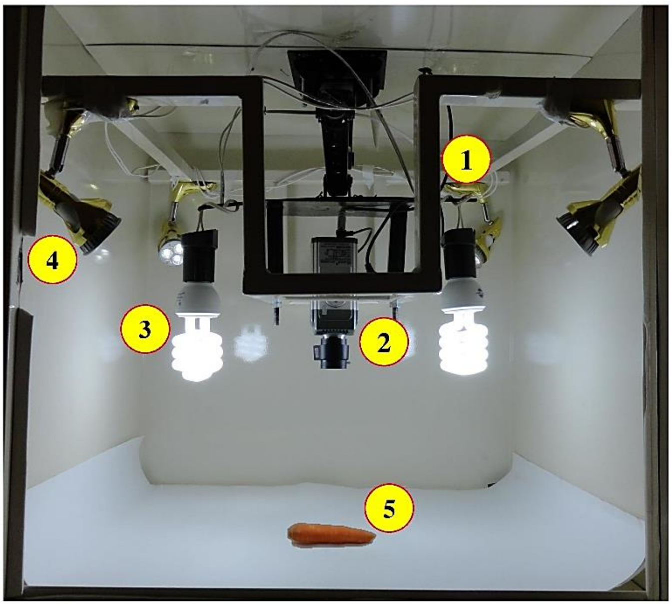
با بررسی تحقیق‌های پیشین در زمینه پردازش تصویر هویج، مشخص گردید که تمامی اشکال مختلف هویج مورد ارزیابی قرار نگرفته است، بنابراین هدف از تحقیق حاضر استفاده از روش پردازش تصویر و روش‌های طبقه‌بندی، توسعه یک سامانه ماشین بینایی برای تشخیص شکل معمول محصول هویج از همه شکل‌های غیرمعمول آن می‌باشد تا با درجه‌بندی این محصول، بازارپسندی آن افزایش یابد و از این طریق ضایعات آن در بازار کاهش یابد.

مواد و روش‌ها

در این پژوهش تعداد ۱۳۵ نمونه هویج با شکل‌های مختلف (۵۶ نمونه هویج با شکل معمول و ۷۹ نمونه هویج با شکل غیرمعمول) انتخاب گردید. ابتدا یک فرد خبره هویج‌ها را به دو گروه معمول و غیرمعمول از نظر شکل درجه‌بندی نمود. از سامانه اکتساب تصویر (شکل ۱) برای تصویربرداری از نمونه‌ها استفاده شد. این سامانه

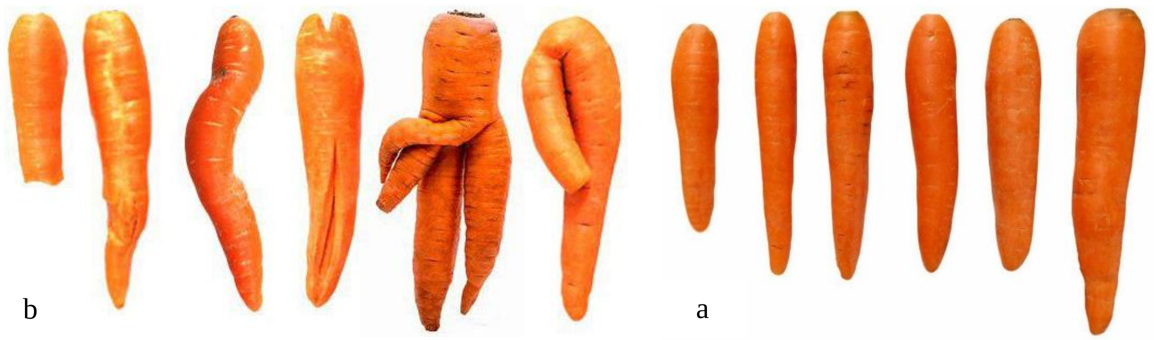
شامل پایه نگهدارنده جک (تنظیم‌کننده ارتفاع دوربین) و دوربین، دوربین، لامپ ۲۶ وات، لامپ LED و نمونه هویج می‌باشد.

با استفاده از سامانه تصویربرداری، تصویر نمونه‌ها در فضای RGB اکتساب گردید. هویج‌های با شکل غیرمعمول شامل نمونه‌های دوشاخه یا چند شاخه، خمیده، صدمه دیده و شکسته و هویج‌های راست به‌عنوان شکل معمول در نظر گرفته شد (شکل ۲).



شکل ۱– سامانه اکتساب تصویر (۱- پایه نگهدارنده جک، تنظیم‌کننده ارتفاع دوربین، ۲- دوربین، ۳- لامپ ۲۶ وات، ۴- لامپ LED و ۵- نمونه هویج)

Fig. 1. Image acquisition system (1- Holder, camera height adjuster, 2- Camera, 3- 26 W Lamp, 4- LED lamp, 5- Carrot sample)

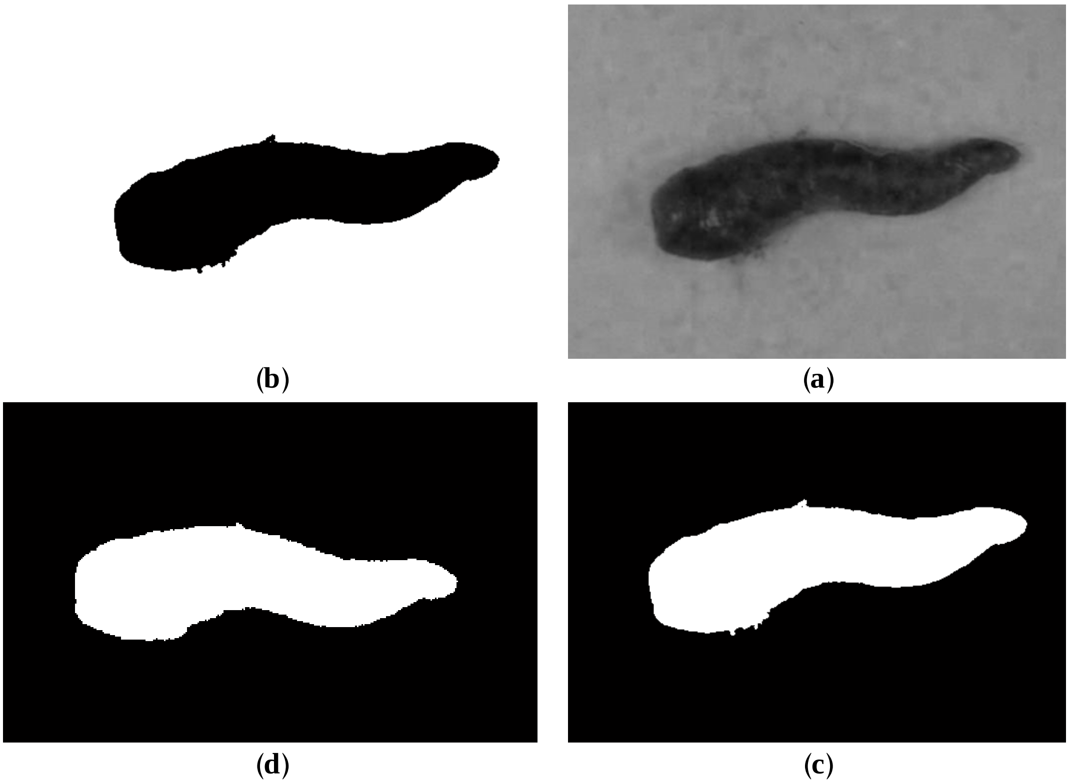


شکل ۲– الف) نمونه‌های هویج با شکل معمول و ب) غیرمعمول

Fig. 2. a) Samples of carrots with usual and b) unusual shape

بعد از اتمام مرحله تصویربرداری، پردازش تصویر آغاز گردید. برای پردازش تصاویر یک برنامه در از نرم‌افزار MATLAB R2012a کدنویسی گردید. پس از فراخوانی تصاویر توسط برنامه، پیش‌پردازش تصاویر شروع شد. در این مرحله کانال آبی (B) از تصاویر RGB استخراج گردید و برای انجام مراحل بعدی استفاده شد. سپس کانال آبی تصویر توسط فیلترها ارتقا یافت و تا نویزهای احتمالی آن حذف گردد (شکل۳-الف). بعد از آن قطعه‌بندی تصویر انجام گرفت تا تصویر هویج از پس‌زمینه جدا شود و معلوم شود که کدام قسمت از تصویر متعلق به خود هویج و کدام قسمت مربوط به پس‌زمینه می‌باشد. برای این کار کانال آبی به تصویر باینری (سیاه و سفید) تبدیل شد و تصویر هویج به رنگ سیاه و پس‌زمینه آن به رنگ سفید درآمد (شکل۳-ب). سپس تصویر به‌دست آمده معکوس

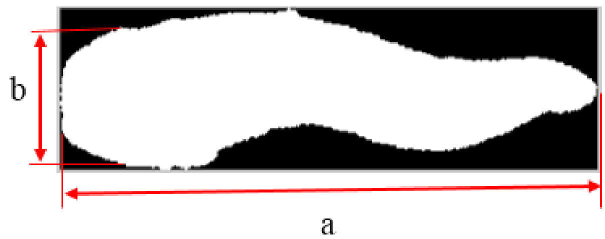
(شکل۳–ج) و در نهایت حفره‌های تصویر پر شد (شکل ۳–د) تا تصویر کامل هویج به‌دست آید.



شکل ۳– الف) حذف نویز کانال آبی، ب) باینری کردن تصویر، ج) معکوس کردن تصویر و د) پر کردن حفره‌ها

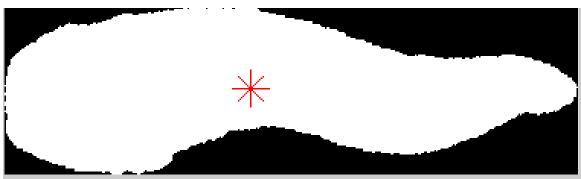
Fig. 3. a) Noise removal of blue channel, b) Binary image, c) Reverse image, d) Filling the holes

بعد از قطعه‌بندی یا تفکیک تصویر، گام بعدی استخراج ویژگی‌هایی از تصویر است که برای توصیف شکل هویج به‌کار می‌روند. در این مرحله ماتریس تصویر با استفاده از تابع Bwlabel برچسب‌گذاری شده، سپس از تابع Regionprops برای استخراج طول، عرض (شکل ۴)، مرکز سطح (شکل ۵)، مساحت تصویر، مرکزگریزی، وسعت، محیط، کشیدگی، طول محور بزرگ و کوچک بیضی محیط بر تصویر هویج استفاده شد.



شکل ٤– محاسبه طول (a) و عرض (b) تصویر هویج

Fig. 4. Calculation of the length (a) and width (b) of the carrot image



شکل ٥– محاسبه مرکز سطح هویج

Fig. 5. Calculation of the center area of the carrot

سایر ویژگی‌ها شامل گردی، کشیدگی و فشردگی تصویر نمونه‌های هویج با استفاده از رابطه‌های (۱) تا (۳) محاسبه گردیدند.

$$\mathrm{Ro} = \frac{4\pi\, \mathrm{A}}{\mathrm{p}^2} \quad (۱)$$

$$\mathrm{Co} = \frac{\mathrm{p}^2}{\mathrm{A}} \quad (۲)$$

$$\mathrm{El} = \frac{a}{\mathrm{b}} \quad (۳)$$

که Ro گردی[1]، Co فشردگی[2]، El کشیدگی[3]، a طول، b عرض، P محیط و A مساحت نمونه‌ها می‌باشد. در این تحقیق برای به‌دست آوردن خصوصیات هندسی هویج مرتبط با پارامترهای شکل، ۱۲ ویژگی ناهمگنی جزئی مرکز سطح[4] و ناهمگنی جزئی عرض[5] استخراج گردید. برای استخراج این ویژگی‌ها تصویر هویج به هفت قطعه تقسیم گردید و مرکز ($\bar{y}i$) و عرض (bi) هر ناحیه معین شد (شکل ۶ و ۷).

مرکز سطح ($\bar{Y}$) ناحیه شماره ۴ از مرکز سطح هر ناحیه تفریق گردید (رابطه ۴):

$$\mathrm{Fc_i} = \mathrm{c_i} - \mathrm{c_4} \quad i = 1-7, \qquad i \neq 4 \quad (۴)$$

که Fc_i ناهمگنی جزئی مرکز سطح و c_i مرکز سطح هر قسمت می‌باشد. با استفاده از رابطه (۵) عرض ناحیه شماره ۴ از عرض هر ناحیه کم شد.

$$\mathrm{Fb_i} = \mathrm{b_i} - \mathrm{b_4} \quad i = 1-7, \qquad i \neq 4 \quad (۵)$$

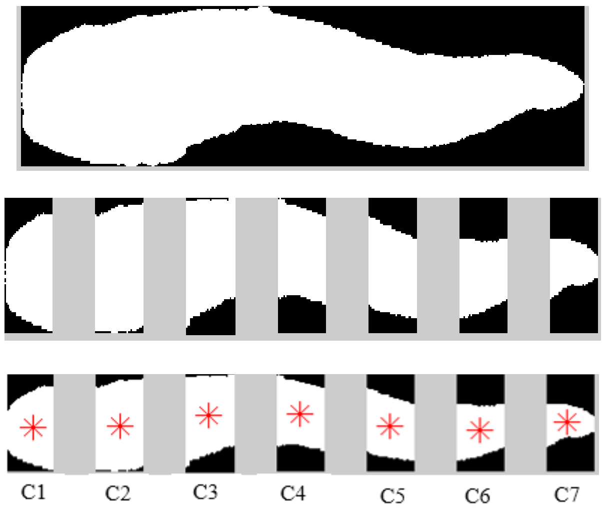
که Fb_i ناهمگنی عرض و b_i عرض ناحیه iام می‌باشد. سپس دو ویژگی ناهمگنی کلی مرکز سطح[6] و ناهمگنی کلی عرض[7] استخراج گردید (Kheiralipour and Pormah, 2017). برای این کار، مجموع قدر مطلق ویژگی‌های ناهمگنی جزئی مرکز سطح و ناهمگنی جزئی عرض محاسبه و بر بزرگترین عرض هویج تقسیم گردید. این ویژگی‌ها با استفاده از رابطه‌های (۶) و (۷) به‌دست آمدند:

$$\mathrm{Fc_T} = \frac{\sum \mathrm{Fc_i}}{\mathrm{bm}} \quad i = 1-7, \qquad i \neq 4 \quad (۶)$$

که Fc_T ناهمگنی کلی مرکز سطح، c_i مرکز سطح هر ناحیه و bm بزرگترین عرض هویج می‌باشد. سپس ناهمگنی جزئی عرض محاسبه و بر بزرگترین عرض هویج تقسیم گردید (Kheiralipour and Pormah, 2017).

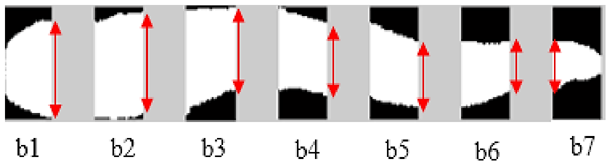
$$\mathrm{Fb_T} = \frac{\sum \mathrm{Fb_i}}{\mathrm{bm}} \quad i = 1-7, \qquad i \neq 4 \quad (۷)$$

که Fb_T ناهمگنی کلی عرض و b_i عرض ناحیه iام می‌باشد. همچنین یک ویژگی دیگر به نام تعداد ریشه (N) استخراج گردید. برای این کار تعداد شکل‌های موجود در هر قسمت توسط الگوریتم شمارش می‌شود برای نمونه در شکل ۸ یک هویج دو ریشه‌ای نشان داده شده است. در این نمونه در دو ناحیه آخر تعداد ریشه (N) برابر ۲ می‌باشد. این ویژگی برای هویج‌های تک ریشه‌ای برابر یک و برای چند ریشه‌ای بیشتر از یک می‌باشد.



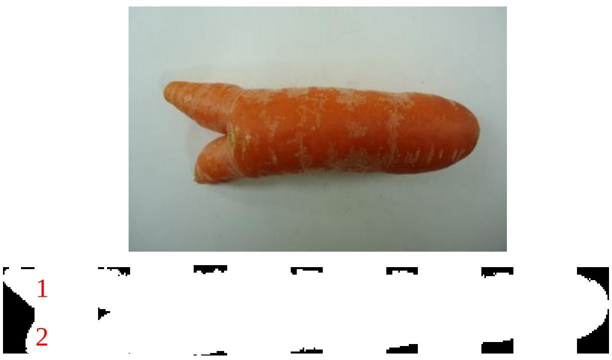
شکل ٦– مرکز سطح هر قطعه تصویر هویج با شکل خمیده

Fig. 6. Center area of each piece of a curved shape carrot image



شکل ۷– عرض هر قسمت تصویر قطعه‌بندی شده هویج

Fig. 7. The width of each part of the segmented carrot image



شکل ۸– تصویر هویج دو ریشه‌ای. انتهای هویج دارای دو قسمت است.

Fig. 8. The image of a two-root carrot. Two parts are exist in the carrot end

---

1- Roundness
2- Compactness
3- Elongation
4- Partial centroid non homogeneity
5- Partial width non homogeneity
6- Total centroid non homogeneity
7- Total width non homogeneity

در این پژوهش برای انتخاب ویژگی‌های کارا از روش اعتبارسنجی[1] و تحلیل تفکیک درجه دوم[2] استفاده شد. سپس ویژگی‌های کارای انتخاب شده با استفاده از دو روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) طبقه‌بندی گردیدند. ویژگی‌های کارا به‌عنوان ورودی شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفتند.

جهت آموزش مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی از روش لونبرگ-مارکوات[3] استفاده شد. در این پژوهش داده‌های به‌دست آمده از آزمایش، ۶۰ درصد برای آموزش، ۲۰ درصد برای اعتبارسنجی و ۲۰ درصد برای آزمون به‌کار رفت.

ماشین بردار پشتیبان، تکنیک احتمالی برای دسته‌بندی کردن و تخمین‌زدن چگالی‌های احتمال است (Semary *et al.*, 2015). بنابراین در این تحقیق برنامه‌ای جداگانه در نرم‌افزار متلب جهت طبقه‌بندی نمونه‌های هویج به روش ماشین بردار پشتیبان نوشته شد. در این تحقیق برای طبقه‌بندی به روش ماشین بردار پشتیبان از هسته گاوسی استفاده شد.

نتایج و بحث

انتخاب ویژگی

از بین ویژگی‌های استخراج شده، تعداد ۱۶ ویژگی مطابق جدول ۱ به‌عنوان ویژگی‌های کارا برای طبقه‌بندی انتخاب گردید. این ویژگی‌ها به‌عنوان ورودی مدل‌های طبقه‌بند به روش شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان استفاده شد.

میانگین طول هویج‌های مطلوب و نامطلوب به‌ترتیب برابر ۹۲۲/۸۶ و ۱۰۸۲/۷۰ و میانگین محیط آن‌ها به‌ترتیب برابر ۹۷۹۷/۱۷ و ۱۰۵۰۷/۵۸ به‌دست آمد که نشان می‌دهد میانگین طول و محیط هویج‌ها با شکل نامطلوب بیشتر از هویج‌ها با شکل مطلوب می‌باشد که علت این امر نامناسب بودن شکل ظاهری هویج‌های گروه نامطلوب می‌باشد.

نتایج حاصل از بررسی کرویت (گردی) گروه‌های مورد مطالعه (هویج‌های مطلوب و نامطلوب) به‌ترتیب با میانگین‌های ۱۰۵۳۴۶۵/۰۸ و ۸۹۷۹۴۵/۰۷ نشان داد که میزان کرویت هویج‌های نامطلوب به دلیل عدم شکل ظاهری نامناسب نسبت به هویج‌های مطلوب کمتر است.

همچنین ویژگی‌های استخراج شده از نمونه‌های هویج در جدول ۱ می‌تواند در فرآوری پس از برداشت این محصول به منظور جداسازی مواد خارجی از آن‌ها و همچنین درجه‌بندی و کیفیت‌سنجی آن مورد استفاده قرار گیرد.

در تحقیقات مشابهی Vivek Venkatesh و همکاران (۲۰۱۵)؛ Sabliov و همکاران (۲۰۰۲)؛ Wang and Nguang (۲۰۰۷)؛ Omid و همکاران (۲۰۱۰)؛ Moreda و همکاران (۲۰۰۹)؛ Koc (۲۰۰۷) در خصوص استفاده از سامانه‌های پردازش تصویر به‌عنوان روش‌هایی نوین و غیرمخرب برای استخراج ویژگی‌های هندسی محصولات کشاورزی جهت درجه‌بندی و بسته‌بندی آن‌ها بحث و بر اهمیت آن‌ها تأکید نموده‌اند.

طبقه‌بندی به روش شبکه عصبی مصنوعی

شکل ۹ طرح‌واره شبکه عصبی مصنوعی ایجاد شده را نمایش می‌دهد که شامل ۱۶ نرون در لایه ورودی و دو نرون در لایه خروجی می‌باشد که یکی از آن‌ها نشانگر هویج با شکل معمول و دیگری نشانگر هویج با شکل غیرمعمول است. تعداد نرون در لایه پنهان تغییر یافت تا مدل طبقه‌بند بهینه به‌دست آید.

در جدول ۲ نتایج مربوط به طبقه‌بندی توسط مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی آمده است. تعداد نرون در لایه پنهان مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی از ۳ تا ۲۰ تغییر یافتند تا مدل بهینه پیدا شود. همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، بالاترین درصد نرخ طبقه‌بندی صحیح مربوط به ساختار ۲-۱۰-۱۶ می‌باشد که در واقع این شبکه دارای ۱۶ نرون در لایه ورودی، ۱۰ نرون در لایه پنهان و ۲ نرون در لایه خروجی می‌باشد.

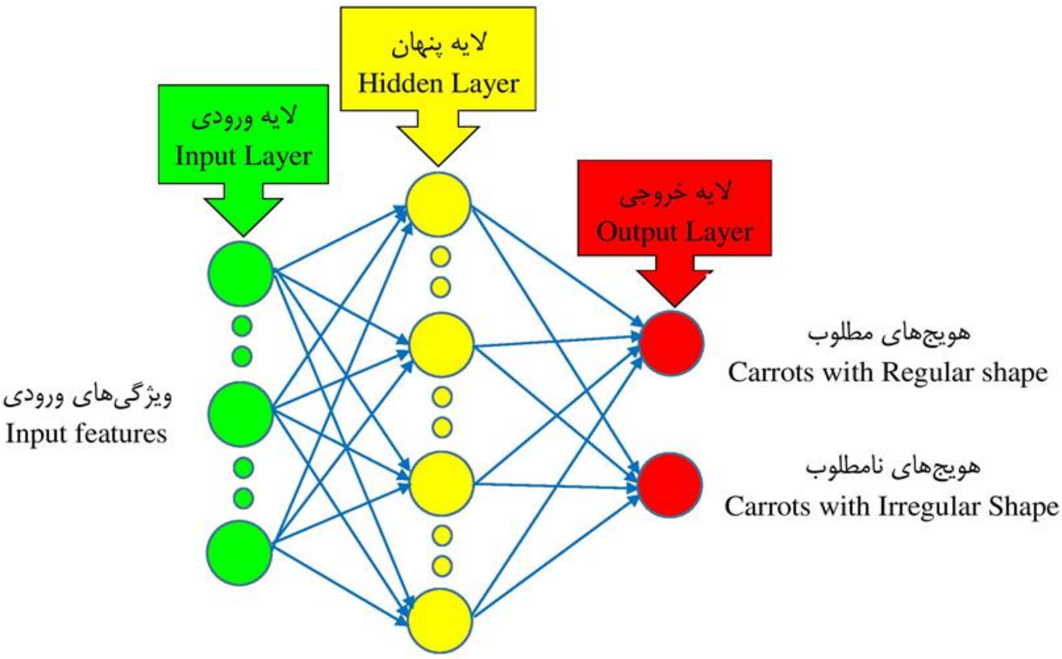
نتایج نشان داد که دقت طبقه‌بندی مدل بهینه به روش شبکه عصبی برابر ۹۸/۵۰ درصد می‌باشد. همچنین این مدل دارای کمترین میانگین مربعات خطا و بالاترین ضریب همبستگی داده‌های آزمون (به‌ترتیب برابر ۲/۵۲ و ۰/۹۰) می‌باشد. این شبکه از نوع پس‌انتشار خطا با پیش‌خور است و تابع فعال‌سازی لایه میانی (پنهان) از نوع tansig و تابع purelin برای لایه خروجی به‌کار گرفته شد.

ضریب رگرسیون آموزش، اعتبارسنجی، آزمون و کل در شبکه بهینه به‌ترتیب برابر ۰/۹۹، ۰/۹۴، ۰/۸۹ و ۰/۹۶ درصد به‌دست آمد که تقریباً نزدیک به ۱ می‌باشند. بنابراین می‌توان گفت هرچه همبستگی بین متغیرها قوی باشد، پیش‌بینی طبقه‌ها نیز دقیق‌تر خواهد بود. تفاوت رگرسیون با ضریب همبستگی در این است که رگرسیون به دنبال پیش‌بینی است در حالی‌که ضریب همبستگی تنها میزان وابستگی دو متغیر را با هم مقایسه می‌کند. رگرسیون رابطه نزدیک با ضریب همبستگی دارد بدین معنا که برای انجام رگرسیون باید ضریب همبستگی را محاسبه کرد که اگر میان متغیرهای مورد مطالعه همبستگی وجود داشت تنها در این صورت است که می‌توان از رگرسیون برای آزمون فرضیه‌های تحقیق استفاده کرد.

1- Cross validation
2- Quadratic discriminant analysis
3- Levenberg-Marquat

جدول ۱- ویژگی‌های کارای انتخاب شده
Table 1- The selected effective features

پارامترها Features	میانگین ± انحراف معیار Mean ± standard deviation		ضریب تغییرات (٪) CV %	
	مطلوب Regular shape	نامطلوب Irregular shape	مطلوب Regular shape	نامطلوب Irregular shape
طول Width	922.86 ± 116.70	1082.69 ± 155.55	12.64	14.36
وسعت Extent	0.76 ± 0.03	0.643 ± 0.06	3.69	9.48
محیط Perimeter	9797.17 ± 770.78	10507.58 ± 1098.38	7.86	10.45
گردی Roundness	1053465.08 ± 265848.02	897945.07 ± 219283.88	25.23	24.42
FC2	0.34 ± 0.33	1.33 ± 0.95	97.01	71.51
FC3	0.57 ± 0.41	1.67 ± 1.12	71.30	67.38
FC5	0.50 ± 0.45	1.52 ± 1.24	90.25	81.17
FC6	0.28 ± 0.21	1.44 ± 0.87	75.17	59.56
FCt	5.62 ± 3.21	16.69 ± 7.45	57.13	44.61
Fb1	15.33 ± 8.51	16.06 ± 10.52	55.53	65.51
Fb2	16.61 ± 9.58	17.07 ± 12.14	57.68	71.12
Fb3	20.13 ± 6.91	21.51 ± 14.15	34.34	56.76
Fb4	21.67 ± 3.24	25.54 ± 8.30	14.94	32.48
Fb5	20.42 ± 8.96	25.30 ± 14.18	43.86	56.05
Fb6	16.09 ± 12.48	19.58 ± 16.56	77.55	84.55
تعداد ریشه Number of Roots	1 ± 0	1.17 ± 0.38	0	32.16



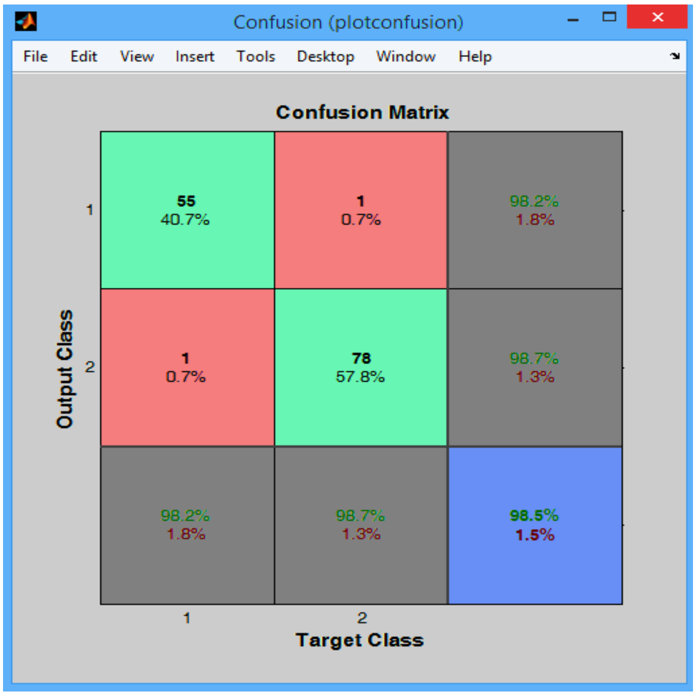
شکل ۹- ساختار مدل شبکه عصبی ایجاد شده
Fig. 9. The structure of the created neural network model

جدول ۲– نتایج طبقه‌بندی مدل‌های مختلف شبکه عصبی برای اشکال مختلف هویج

Table 2- The classification results of the different neural network models for different carrot shapes

درصد نرخ طبقه‌بندی صحیح (CCR) **Percentage of correct classification rate (CCR)**	ضریب همبستگی داده‌های آزمون (r) **Correlation coefficient of the test data (r)**	میانگین مربعات خطا **Mean Squared Error MSE (×10^{-2})**	ساختار **Structure**	ردیف **Row**
97.00	0.86	7.65	16-3-2	1
97.00	0.86	6.62	16-4-2	2
97.80	0.92	6.59	16-5-2	3
94.80	0.82	8.71	16-6-2	4
97.80	0.92	5.53	16-7-2	5
97.80	0.83	4.40	16-8-2	6
97.80	0.81	5.87	16-9-2	7
98.50	**0.90**	**2.52**	**16-10-2**	**8**
97.00	0.86	5.54	16-11-2	9
96.30	0.83	9.06	16-12-2	10
97.00	0.87	6.23	16-13-2	11
96.30	0.80	10.96	16-14-2	12
96.30	0.78	6.30	16-15-2	13
96.30	0.78	7.67	16-16-2	14
95.60	0.70	16.44	16-17-2	15
97.00	0.83	4.96	16-18-2	16
95.60	0.75	11.17	16-19-2	17
97.80	0.82	6.02	16-20-2	18

در نهایت ماتریس اغتشاش مربوط به طبقه‌بندی هویج با روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در شکل ۱۰ آورده شده است. همان‌طور که در این ماتریس اغتشاش نشان داده شده است از تعداد ۵۶ نمونه هویج با شکل معمول، ۵۵ نمونه به‌درستی تشخیص داده شده و ۱ مورد به اشتباه به‌عنوان شکل غیرمعمول شناخته شده است. همچنین از ۷۹ نمونه هویج با شکل غیرمعمول، ۷۸ نمونه با شکل غیرمعمول و ۱ نمونه به‌عنوان هویج با شکل معمول تشخیص داده شده که نادرست طبقه‌بندی شده است. در نهایت طبق شکل ۱۰ مدل طبقه‌بندی به روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) توانسته است با نرخ طبقه‌بندی صحیح ۹۸/۵۰ درصد نمونه‌های هویج را طبقه‌بندی نماید.



شکل ۱۰– ماتریس اغتشاش مربوط به درجه‌بندی هویج با روش شبکه عصبی مصنوعی

Fig. 10. Confusion matrix of the carrot grading by artificial neural networks

طبقه‌بندی به روش ماشین‌بردار پشتیبان

ماتریس اغتشاش مربوط به روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) در شکل ۱۱ آورده شده است. نتایج موجود در ماتریس اغتشاش شکل ۱۱ حاکی از آن است که از تعداد ۵۶ نمونه هویج با شکل معمول، ۴۲ نمونه به‌درستی تشخیص داده شده و ۱۴ مورد به اشتباه به شکل غیرمعمول شناخته شده است ولی تمام ۷۹ نمونه هویج با شکل غیرمعمول به‌درستی تشخیص داده شده است. لذا نرخ طبقه‌بندی صحیح مدل طبقه‌بند SVM برابر ۸۹/۶۲ درصد می‌باشد.

	مطلوب Regular shape	نامطلوب Irregular shape	
مطلوب Regular shape	42	14	75.00 %
نامطلوب Irregular shape	0	79	100 %
	100 %	84.95 %	89.62 %

شکل ۱۱– نتایج به‌دست آمده توسط روش ماشین بردار پشتیبان

Fig. 11. The obtained rresults by support vector machine

در تحقیقات مشابهی خیرعلی‌پور و پرماه (۲۰۱۷) در طبقه‌بندی ویژگی‌های شکلی خیار، دقت طبقه‌بندی روش شبکه عصبی مصنوعی را برابر ۹۷/۱۰ درصد گزارش نمودند. همچنین المصری و همکاران (۲۰۱۲) سیب‌زمینی را براساس شکل ظاهری درجه‌بندی نمودند. دقت درجه‌بندی آن‌ها بر اساس شکل ظاهری برابر ۹۶/۲۰ درصد گزارش شده که تحقیق حاضر در مقایسه با پژوهش‌های سایر محققین، درصد نرخ طبقه‌بندی بالاتری را به خود اختصاص داده است.

با توجه به اهمیت زیاد و مصرف فراوان هویج، دستیابی به روشی مناسب و غیرمخرب برای کنترل کیفیت و درجه‌بندی آن از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. میزان گستردگی هرکدام از عیوب هویج می‌تواند به‌عنوان عاملی به منظور درجه‌بندی آن مد نظر قرار گیرد. با توجه به ویژگی‌های منحصر به‌فرد هویج و انجام عملیات متعددی از قبیل نحوه برداشت، حمل و نقل، انبارداری و غیره تا تحویل محصول به بازار و مصرف، ارائه محصولی کاملاً سالم، بی‌نقص و یکنواخت نیز پر زحمت خواهد بود. به همین دلیل با توجه به نقایص ظاهری هویج شامل: شکستگی، اندازه، رنگ، بد شکلی و همچنین آسیب‌های سطحی ناشی از بیماری‌ها و آفت‌ها می‌توان هویج را با درجه‌های مختلف (مانند درجه ۱، درجه ۲ و غیره) و برای مصارف متفاوت جداسازی نمود. این مصارف می‌تواند از استفاده خانگی (مصرف تازه و یا پخته)، استفاده در صنایع فرآوری محصول (تهیه مربا و ترشیجات) و یا حتی استفاده در دامداری‌ها به‌عنوان مکمل غذایی برای دام‌ها متفاوت باشد.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش طبقه‌بندی هویج بر اساس شکل ظاهری صورت گرفت. ابتدا با استفاده از پردازش تصویر ویژگی‌های ظاهری و فیزیکی نمونه‌های هویج استخراج و مورد پردازش قرار گرفت. تحلیل تصویر شامل طبقه‌بندی نمونه‌ها به دو طبقه با شکل معمول و غیرمعمول بود که جهت طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از دو روش، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) استفاده شد. دقت درجه‌بندی برای هرکدام از روش‌ها به‌ترتیب برابر ۹۸/۵۰ و ۸۹/۶۲ درصد به‌دست آمد که می‌توان گفت روش پردازش تصویر جهت ارتقا روش سنتی برای درجه‌بندی محصول هویج به روش‌های نوین قابل استفاده می‌باشد که با این کار بازارپسندی محصول افزایش و بنابراین تلفات آن کاهش خواهد یافت. همچنین روش پردازش تصویر می‌تواند به‌عنوان روشی ساده، سریع و غیرمخرب جایگزین سایر روش‌های دیگر در استخراج ویژگی‌های هندسی محصولات کشاورزی باشد. همچنین از نتایج به‌دست آمده از مقایسه عملکرد دو روش می‌توان گفت که روش شبکه عصبی برتری چشمگیری نسبت به روش ماشین‌بردار پشتیبان جهت طبقه‌بندی از خود نشان داده است.

سپاسگزاری

این پژوهش با حمایت سازمان صنعت، معدن و تجارت استان ایلام و همکاری معاونت پژوهشی دانشگاه ایلام انجام شد. لذا از حمایت‌ها و همکاری‌های به‌عمل آمده در این راستا تشکر و قدردانی می‌شود.

References

1. Abbas, E. D. 2017. Effect of GA3 on growth and some physiological characterizes in carrot plant (*Daucus carota* L.). Ibn AL-Haitham Journal for Pure and Applied Science 24: 1-7.

2. Abdollahnejad Barough, A. R., M. Adelinia, and M. Mohamadi. 2016. Sorting of pistachio nuts using image processing techniques and an adaptive neural-fuzzy inference system. Journal of Agricultural Machinery 6: 60-68. (In Farsi).
3. Ali, A. S. M. Y., A. H. M. Solaiman, and K. C. Saha. 2016. Influence of Organic Manures and Neem Products on Growth and Yield of Carrot. International Journal of Crop Science and Technology 2: 19-25.
4. Al-Mallahi, A., T. Kataoka, H. Okamoto, and Y. Shibata. 2010. Detection of potato tubers using an ultraviolet imaging-based machine vision system. Biosystems Engineering 105: 257-265.
5. Batchelor, M. M., and S. W. Searcy. 1989. Computer vision determination of the stem/root joint on processing carrots. Journal of Agricultural Engineering Research 43: 259-269.
6. Blasco, J., N. Aleixos, and E. Moltó. 2003. Machine vision system for automatic quality grading of fruit. Biosystems Engineering 85: 415-423.
7. Clement, J., N. Novas, J. A. Gázquez, and F. Manzano-Agugliaro. 2012. High speed intelligent classifier of tomatoes by colour, size and weight. Spanish Journal of Agricultural Research 10: 314-325.
8. Deng, L., H. Du, and Z. Han, 2017. A Carrot Sorting System Using Machine Vision Technique. Applied Engineering in Agriculture 33 (2): 149-156.
9. Du, C. J., and D. W. Sun. 2004. Recent developments in the applications of image processing techniques for food quality evaluation. Trends in Food Science and Technology 15: 230-249.
10. Dubey, S. R., and A. S. Jalal. 2015. Application of image processing in fruit and vegetable analysis: A review. Journal of Intelligent Systems 24: 405-424.
11. Elmasry, G., S. Cubero, E. Moltó, and J. Blasco. 2012. In-line sorting of irregular potatoes by using automated computer-based machine vision system. Journal of Food Engineering 112: 60-68.
12. Fu, L., S. Sun, R. Li, and S. Wang. 2016. Classification of kiwifruit grades based on fruit shape using a single camera. Sensors 16: 1012.
13. Golzarian, M. R., M. Shamili, O. Doosti Irani, and P. Azarkish. 2017. Diagnosis of surface defects caused by mechanical damages on mango of kelk-e sorkh variety with the use of color image processing. Iranian Food Science and Technology Research Journal 12: 652-662. (In Farsi).
14. Howarth, M. S., J. R. Brandon, S. W. Searcy, and N. Kehtarnavaz. 1992. Estimation of tip shape for carrot classification by machine vision. Journal of Agricultural Engineering Research 53: 123-139.
15. Izadi, H., S. Kamgar, and M. H. Raoufat. 2016. Tomato grading system using machine vision technology and neuro-fuzzy network (ANFIS). Journal of Agricultural Machinery 6: 49-59. (In Farsi).
16. Jahanbakhshi, A., Y. Abbaspour-Gilandeh, and T. M. Gundoshmian. 2018. Determination of physical and mechanical properties of carrot in order to reduce waste during harvesting and post-harvesting. Food Science and Nutrition 6: 1898-1903.
17. Javadikia, H., S. Sabzi, and H. Rabbani. 2017. Machine vision based expert system to estimate orange mass of three varieties. International Journal of Agricultural and Biological Engineering 10: 132-139.
18. Khalifa, S., and M. H. Komarizadeh. 2012. An intelligent approach based on adaptive neuro-fuzzy inference systems (ANFIS) for walnut sorting. Australian Journal of Crop Science 6: 183-187.
19. Kheiralipour, K., and A. Pormah. 2017. Introducing new shape features for classification of cucumber fruit based on image processing technique and artificial neural networks. Journal of Food Process Engineering 40: 1-4.
20. Khojastehnazh, M., M. Omid, and A. Tabatabaeefar. 2010. Development of a lemon sorting system based on color and size. African Journal of Plant Science 4: 122-127.
21. Koc, A. B. 2007. Determination of watermelon volume using ellipsoid approximation and image processing. Postharvest Biology and Technology 45: 366-371.
22. Liming, X., and Z. Yanchao. 2010. Automated strawberry grading system based on image processing. Computers and Electronics in Agriculture 71: S32-S39.
23. McRae, D. C. 1985. A review of developments in potato handling and grading. Journal of Agricultural Engineering Research 31: 115-138.
24. Mohammadi, V., K. Kheiralipour, and M. Ghasemi-Varnamkhasti. 2015. Detecting maturity of persimmon fruit based on image processing technique. Scientia Horticulture 184: 123-128.
25. Mollazade, K., M. Omid, and A. Arefi. 2012. Comparing data mining classifiers for grading raisins based on visual features. Computers and Electronics in Agriculture 84: 124-131.
26. Momin, M. A., K. Yamamoto, M. Miyamoto, N. Kondo, and T. Grift. 2017. Machine vision based soybean quality evaluation. Computers and Electronics in Agriculture 140: 452-460.
27. Moreda, G. P., J. Ortiz-Cañavate, F. J. García-Ramos, and M. Ruiz-Altisent. 2009. Non-destructive technologies for fruit and vegetable size determination–a review. Journal of Food Engineering 92: 119-136.
28. Omid, M., M. Khojastehnazhand, and A. Tabatabaeefar. 2010. Estimating volume and mass of citrus fruits by image processing technique. Journal of Food Engineering 100: 315-321.

29. Omidi Arjenaki, O., P. Ahmadi Moghaddam, and A. Moddares Motlagh. 2013. Online tomato sorting based on shape, maturity, size, and surface defects using machine vision. Turkish Journal of Agriculture and Forestry 37: 62-68.
30. Park, B., and R. (Eds.). Lu. 2015. Hyper spectral imaging technology in food and agriculture. Springer New York.
31. Qiaohua, W., T. Yihua, and X. Zhuang. 2017. Grape size detection and online gradation based on machine vision. International Journal of Agricultural and Biological Engineering 10: 226.
32. Rashidi, M., and K. Seyfi. 2007. Classification of fruit shape in kiwifruit applying the analysis of outer dimensions. International Journal of Agriculture and Biology 9: 759-762.
33. Sabliov, C. M., D. Boldor, K. M. Keener, and B. E. Farkas. 2002. Image processing method to determine surface area and volume of axi-symmetric agricultural products. International Journal of Food Properties 5: 641-653.
34. Semary, N. A., A. Tharwat, E. Elhariri, and A. E. Hassanien. 2015. Fruit-based tomato grading system using features fusion and support vector machine. In Intelligent Systems' 2014: 401-410.
35. Vivek Venkatesh, G., S. M. Iqbal, A. Gopal, and D. Ganesan. 2015. Estimation of Volume and Mass of Axi-Symmetric Fruits Using Image Processing Technique. International Journal of Food Properties 18: 608-626.
36. Wang, N. N., D. W. Sun, Y. C. Yang, H. Pu, and Z. Zhu. 2016. Recent Advances in the Application of Hyper spectral Imaging for Evaluating Fruit Quality. Food Analytical Methods 9: 178-191.
37. Wang, T. Y., and S. K. Nguang. 2007. Low cost sensor for volume and surface area computation of axi-symmetric agricultural products. Journal of Food Engineering 79: 870-877.
38. Zhang, Y., and L. Wu. 2012. Classification of fruits using computer vision and a multiclass support vector machine. Sensors 12: 12489-12505.

Journal of Agricultural Machinery
Vol. 9, No. 2, Fall - Winter 2019, p. 295-307

نشریه ماشین‌های کشاورزی
جلد ۹، شماره ۲، نیمسال دوم ۱۳۹۸، ص ۳۰۷-۲۹۵

Carrot Sorting Based on Shape using Image Processing, Artificial Neural Network, and Support Vector Machine

A. Jahanbakhshi[1]- K. Kheiralipour[2*]

Received: 29-01-2018
Accepted: 06-08-2018

Introduction

Carrot is one of the most important agricultural products used by millions of people all over the world. Quality assessment of agricultural products is one of the most important factors in improving the marketability of agricultural products. In the market, carrots with irregular shapes are not commonly picked by customers due to their appearance. This causes to remain those carrots in the market for a long time and then decay. Therefore, adopting an appropriate method for sorting and packaging this product can increase its desirability in the market. Packaging and sorting of carrots by workers bring about many problems such as high cost, product waste, etc. Image processing systems are modern methods which have different applications in agriculture including sorting of different products. The aim of this study was to implement a machine vision system to classify carrot based on their shape using image processing.

Materials and Methods

In this study, 135 carrot samples with different shapes (56 regulars and 79 irregulars) were selected and their images were obtained through an imaging system. First, an expert divided the carrots into, two categories according to their shapes. The carrots which had irregular shape were those with double or triple roots, cracked carrots, curved carrots, damaged carrots, and broken ones and those with upright shapes were considered as regular shape carrot. After imaging, image processing was started by an algorithm programmed in Matlab R2012a medium. Then some shape features such as length, width, breadth, perimeter, elongation, compactness, roundness, area, eccentricity, centroid, centroid non-homogeneity, and width non-homogeneity were extracted. After the selection of efficient features, artificial neural networks and support vector machine were used to classify the efficient features.

Results and Discussion

The number of neurons in the hidden layers of artificial neural network models were varied to find the optimal model. The highest percentage of the correct classification rate (98.50%) belonged to the structure of 2-10-16, which in fact has 16 neurons in the input layer, 10 neurons in the hidden layer and 2 neurons in the output layer. This model has also the lowest mean squared error and the highest correlation coefficient of the test data, 0.90 and 2.52, respectively. This network was a feed forward back propagation error type and the activation functions in hidden and output layers were Tansig and Perlin, respectively. The correct classification rate of the support vector machine method was 89.62%. The confusion matrix of support vector machine method showed that out of 56 usual samples, 42 specimens were correctly identified but 14 samples were mistakenly classified as unusual carrots. All 79 carrots with unusual shapes were correctly classified. The results obtained from the comparison of the performance of the two methods, the neural network method has a good superiority than the support vector machine for classification.

Conclusions

In this research, the classification of carrots was based on its appearance. At first the physical characteristics and appearance attributes of the carrot samples were extracted and processed using image processing. Image analysis was included the classification of samples into two usual and unusual shapes, which to classify the extracted properties two methods were used: the artificial neural network (ANN) and support vector machine (SVM). The classification accuracy of the ANN method was higher than SVM. It can be said that the image

1- Ph.D. Student, Department of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran
2- Assistant Professor, Mechanical Engineering of Biosystems Department, Faculty of Agriculture, Ilam University, Ilam, Iran
(*- Corresponding Author Email: k.kheiralipour@ilam.ac.ir)

processing method can be used to improve the traditional method for grading the carrot product in new ways. So, the marketability of the product will be increased, and thus its losses will be reduced. Also, the image processing technique can be used as a simple, fast and non-destructive alternative to other methods of extracting geometric properties of agricultural products. Finally, it can be stated that image processing method and machine vision are effective ways for improving the traditional sorting techniques for carrots.

Keywords: Artificial intelligent, Carrot, Grading, Machine vision, Shape